

DESENVOLVIMENTO DE UMA PRÓTESE MIOELÉTRICA UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

ALEFJOHN F. AMORIM, GLEIDSON L. SILVA, LUCAS D. ALMEIDA, RUSIANO F. MARIA JÚNIOR, NADISON F. SILVA,
FRANCISCO A. BRITO FILHO

*Laboratório de Instrumentação e Engenharia Biomédica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade
Federal Rural do Semi-Árido - UFERSA*

RN 233 - KM 01, 59780-000, Caraúbas, RN, BRASIL

*E-mails: alefjohn_13@hotmail.com, gledson.leytte@hotmail.com,
lalmeida190@gmail.com, rusianofreitas@outlook.com, nadison180296@gmail.com,
francisco.brito@ufersa.edu.br*

Abstract: In recent years, the number of EMG-based assistive technologies for people with amputated limbs (upper and lower) has developed widely, but such technologies, like prostheses, have several limitations, either by action mode or by high cost. This paper presents the development of a dual-channel EMG biopotential amplifier using the instrumentation amplifier AD620 to obtain one signals from healthy male volunteers for four types hands movements, where such signals have the final objectives of controlling a myoelectric prosthesis, after pass by the phases of acquisition, processing, classification and actuation. The system consists of non-invasive electrodes positioned in the muscles of the forearm, to capture EMG signals. The processed signals were classified with 98,3% accuracy using MLP, so this approach represents a significant step in the development of more intuitive and low-cost 3D printed myoelectric prostheses, with the possible extension to the control of various assistive devices

Keywords: EMG biopotential, Biopotential amplifier, Artificial Neural Networks, Myoelectric prostheses.

Resumo: Nos últimos anos tem-se desenvolvido amplamente o número de tecnologias assistenciais com base em sinais eletromiográficos (EMG) destinadas a pessoas com membros amputados (superiores e inferiores), porém tais tecnologias, como próteses, possuem diversas limitações, sejam pela maneira de acionamento ou mesmo pelo elevado custo. Este trabalho apresenta o desenvolvimento de um amplificador biopotencial EMG para dois canais, utilizando o amplificador de instrumentação AD620, para obtenção de sinais de um voluntário saudáveis para quatro tipos de movimentos distintos das mãos, onde tais sinais possuem como objetivos final acionamento de uma prótese mioelétrica, após as fases de de aquisição, processamento, classificação e atuação. O sistema é composto por eletrodos não invasivos posicionados nos músculos do antebraço para a captura de sinais EMG. Os sinais processados foram classificados com uma precisão de 98,3% usando Redes Neurais Artificiais (RNAs) MLP, portanto, essa abordagem representa um passo significativo no desenvolvimento de próteses mioelétricas impressa em 3D mais intuitivas e de baixo custo, com a possível extensão para o controle de vários dispositivos auxiliares.

Palavras-chave: Biopotencial EMG, Amplificador de biopotenciais, Redes Neurais Artificiais, Prótese mioelétrica.

1 Introdução

De acordo com pesquisa realizada em 2015 pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, cerca de 2,6 milhões de brasileiros declararam-se portadores de deficiência motora, representando assim 1,3% da população total. (IBGE apud Soares e Noleto, 2016). Tais portadores vêm cada vez mais recebendo auxílio na execução de tarefas diárias, graças as pesquisas e o desenvolvimento de tecnologias na área da engenharia de reabilitação, incluindo pesquisas utilizando os sinais musculares (sinais mioelétricos), no controle de dispositivos para reabilitação, tais como próteses (Faviero, 2009).

Biosinais são sinais elétricos impulsionados através da atividade fisiológica de tecidos e órgãos (Nayac, 2015). É válido ressaltar a existência de diferentes biosinais, dentre esses: o eletrocardiograma (ECG), eletroencefalograma (EEG), eletroculograma (EOG) e o eletromiograma (EMG), onde através dos avanços das pesquisas na área de engenharia biomédica ganham bastante relevância no contexto de suas aplicações.

O sinal mioelétrico é o sinal advindo do potencial de ação da fibra muscular, tal como uma contração, estes possuem como parcela envolvida no

processo a geração de campos eletromagnéticos onde, colocando-se eletrodos posicionados adequadamente próximos as fibras musculares geradoras, é possível medir o resultante dos campos, processo chamado de eletromiografia (Faviero, 2009).

Dentre os biosinais, o EMG apresenta aplicações voltadas ao público que apresenta deficiência física, onde é implementado sistemas para controle de prótese. Os sistemas para o controle de prótese seguem uma hierarquia, sendo essa: A aquisição, processamento e controle.

Após a aquisição eletromiográfica, torna-se necessário o tratamento e processamento de tais dados, um dos métodos que pode ser utilizado é o uso de redes neurais artificiais (RNAs), que são definidas como modelos computacionais baseados no sistema nervoso dos seres vivos, possuindo capacidade de aprender e manter o conhecimento que lhes é fornecido (Silva, 2010)

Nesse artigo, foi desenvolvido um amplificador biopotencial EMG de dois canais, o qual o sinal de eletromiografia foi adquirido através de três movimentos distintos de um dos autores deste trabalho. Os sinais EMG foram processados e classificados mediante a utilização de uma rede neural artificial supervisionada, a multilayer perceptron,

MLP, para analisar sua adequação ao controle de uma prótese

2 Materiais

Para o desenvolvimento deste trabalho foi utilizando cinco eletrodos Kendall (200 /Meditrace) e seus respectivos cabos com o conector P2 nas pontas, para a conexão nas duas placas de amplificação de biopotencial onde cada placa é composto por um circuito que contém dois CI AD620 e um CI LM324 que tem a função de filtrar o sinal antes de passar por um conversor analógico/digital (Digilent), este converte o sinal analógico em sinal digital para ser processado em uma rede neural em um computador que faz o processamento e classificação dos sinais, um arduino recebe e executa o sinal enviado pelo computador ativando um dos cinco servo-motores que está acoplado dentro de um prótese que foi desenvolvida pela inmoov e impressa em uma impressora 3D, os servos são ligados aos dedos por cabos de aço que ao acionar os servos é realizado os movimentos.

3 Métodos

3.1 Etapas do processo

O projeto desenvolvido no presente artigo respeita uma hierarquia para desenvolvimento. Portanto, torna-se interessante a elaboração das etapas do processo da desenvoltura do trabalho. As etapas poderão ser visualizadas através da Figura 1.



Figura 1. Etapas do processo

Foi utilizado duas placas para a aquisição do sinal EMG, cada uma delas com duas entradas para os eletrodos, uma entrada para os dois eletrodos ativos e uma para o eletrodo de referência. Através dos eletrodos dispostos na entrada, o sinal EMG é captado e passa por etapas de amplificação através do circuito de aquisição. O sinal analógico já amplificado proveniente das fibras musculares é convertido em sinal digital e armazenado. Após o armazenamento, as informações digitais são caracterizadas e treinadas através de uma rede neural artificial (RNA) supervisionada, o que proporciona o entendimento de tais movimentos realizados durante o processo da aquisição. Depois de serem definidos os padrões durante o treinamento, o sinal é classificado e utilizado com o intuito de proporcionar a atuação de servos motores, que serão responsáveis a possibilitar

os movimentos da prótese mediante aos padrões que serão estabelecidos durante o trabalho.

3.2 Desenvolvimento da placa de aquisição de dois canais EMG

De maneira geral o sinal EMG possui amplitudes que variam entre 1 e 10 mV, desta maneira torna-se essencial a amplificação do mesmo, para que se torne possível a aquisição e processamento do sinal. O circuito de aquisição e amplificação desenvolvido por Pradhan et al. (2016) no artigo “*Acquisition and Classification of EMG using a Dual-Channel EMG biopotential amplifier for controlling assistive devices*”, foi utilizado como base para a construção do circuito utilizado neste trabalho, foram realizadas modificações como, a utilização do AD620 da Analog Devices para substituir o INA128P e o LM324 da Texas Instruments para substituir o OP07CP, outra modificação também pertinente foi a colocação de um potenciômetro no segundo estágio de amplificação do sinal, tornando assim possível obter um ganho variável, o que auxilia numa menor amplificação do ruído. Também foi adicionado um potenciômetro ao filtro passa alta para ser possível ajustar a frequência de corte, possibilitando assim a utilização deste dispositivo para outras aplicações. Por fim foi realizado uma mudança na frequência de corte do filtro passa-baixa de segunda ordem para $f_c = 589,46$ Hz, pois de acordo com Soares e Noletto (2016), a faixa de frequência dominante para o sinal EMG, se encontra entre 0 a 500 Hz. O diagrama elétrico de um canal está ilustrado pela Figura 2.

3.3 Parâmetros do processo de aquisição

A metodologia utilizada para realizar a aquisição do sinal EMG, baseia-se inicialmente na escolha de quatro movimentos distintos do braço direito, onde serão dispostos cinco eletrodos do tipo Ag/Ag-Cl para captação do sinal. Os movimentos realizados durante o processo de aquisição foram:

- Mão Aberta – MA
- Contração Pinça – CP
- Contração da Mão – CM
- Contração do Indicador – CI

A representação da disposição dos eletrodos no braço e dos movimentos realizados poderão ser visualizadas na Figura 3 e 4 respectivamente.

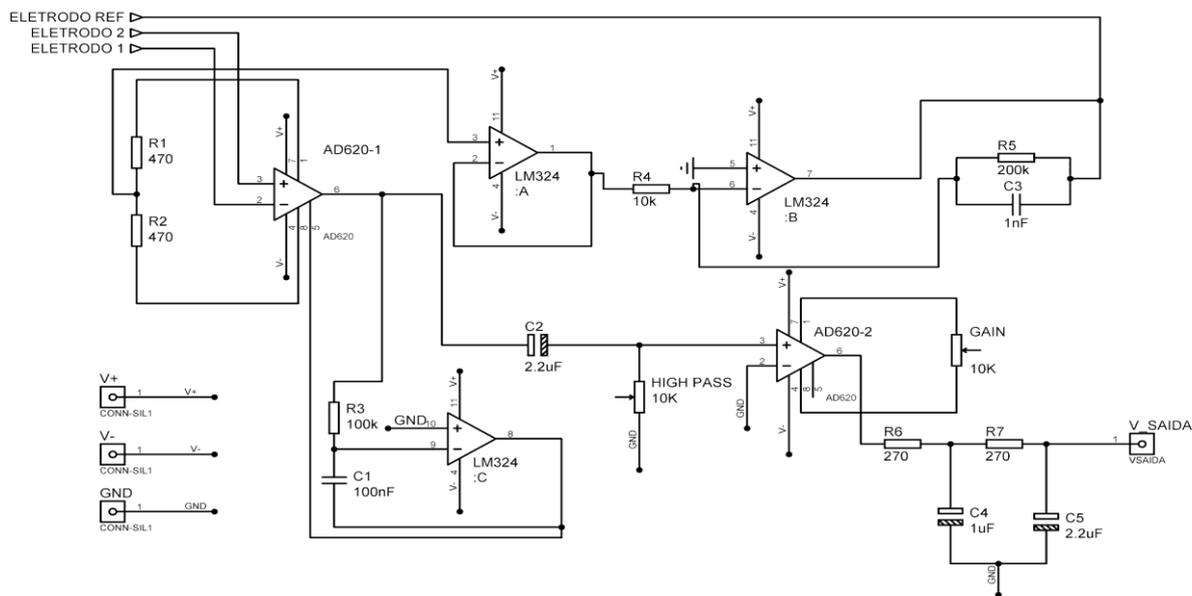


Figura 2. Diagrama elétrico

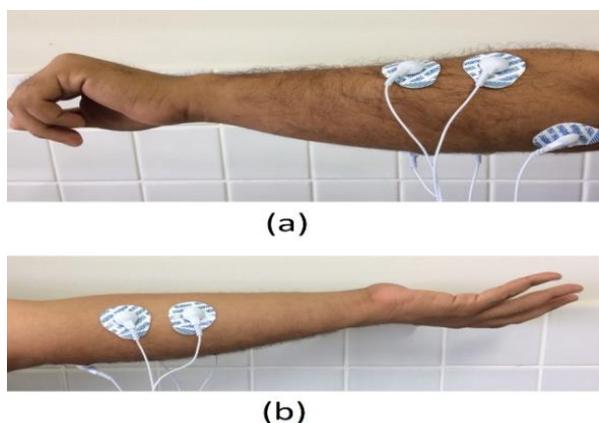


Figura 3. Posicionamento dos eletrodos

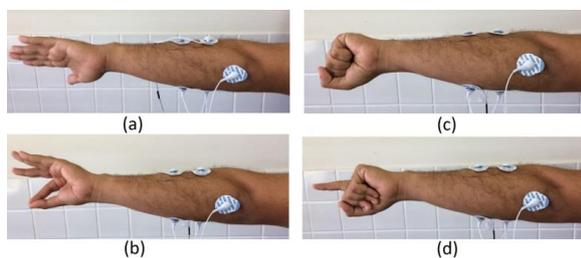


Figura 4. Movimentos realizados: a) MA, b) CP, c) CM e d) CI

Os eletrodos ativos foram colocados em posições no antebraço, a saber, o radial de carraça flexor e o extensor carpi radialis longus (Figura. 3). O eletrodo de referência foi posicionado na articulação do cotovelo. Para evitar o efeito do ruído de radiofrequência (RF) e interferência eletromagnética, os fios são blindados. A aquisição do sinal deu-se

através da utilização do circuito já descrito na Figura 02.

Em seguida, o sinal analógico obtido é convertido para um sinal digital através do dispositivo Analog Discovery 2 da fabricante Digilent, que possui uma combinação de dispositivos analógicos que possibilitam realizar medições, visualizações, geração e armazenamento de dados. Para armazenamento dos dados, foi utilizado a linguagem de programação Python em sua versão 3.6, visto que o fabricante disponibiliza uma biblioteca para aquisição de sinais analógicos.

3.4 Processamento e classificação do sinal EMG

Para que fosse possível realizar a análise em tempo real dos sinais EMG, foi implementado janelamento do sinal, onde este a cada 100 dados amostrados foi enviado um pacote destes dados. Para que a quantidade de dados de entrada na rede não seja muito alta, causando um maior tempo para processamento consequentemente um atraso.

Tendo em vista a utilização dos dois canais, utilizou-se o método de treinamento da RNA. No treinamento da RNA, os padrões dos dados dos movimentos do braço são interpretados como entrada em um dado intervalo de tempo. Na aplicação, os movimentos realizados para entrada de dados são os mesmos descritos no item 3.3. No intervalo de 40 segundos, são realizados dois movimentos, sendo cada um realizado separadamente respeitando um intervalo pré-estabelecido. Desse modo, a rede neural é treinada com esses dados e prepara a saída através de variáveis estatísticas.

Para a preparação dos dados de entrada da rede, foi utilizado sete equações estatísticas, cuja finalidade é obter melhores características do sinal no domínio do tempo. Em toda literatura consultada foram encontrados vários tipos de variáveis estatística,

assim, empiricamente as variáveis que ofereceram melhores resultados durante os testes foram:

- a) *Mean absolut value* – MAV
- b) *Waveform length* – WL
- c) *Root mean square* – RMS
- d) *Difference Absolute Standard Deviation Value* – DASDV
- e) *(Log Detector)* – LOG
- f) *V-Order* – V
- g) *Variance of EMG* – VAR

Os dados de cada janelamento são transformados em um vetor de 14 posições sendo 7 posições para cada um dos canais, onde cada uma das posições é o resultado das equações estatísticas. Foram gerados e analisados os gráficos das funções estatísticas, e então determinado um valor de limiar para que fosse possível determinar um resultado específico na saída da rede. Onde este resultado específico retorna um valor, e este é utilizado para enviar um vetor com angulações aos servomotores através do microcontrolador.

Após treinada a rede, foi feito a aquisição, processamento, classificação e atuação em tempo real, o que proporcionou resultados satisfatórios.

3.5 Desenvolvimento do sistema de controle da prótese.

Para o desenvolvimento do sistema de controle utilizou-se um Arduino Uno para comandar os servos atuadores MG996R presentes em cada dedo da prótese, de modo que para cada movimento classificado pela RNA é gerado um comando contendo um vetor de ângulos dos quais cada servo é atuado de maneira independente, ou seja, cada servo possui uma angulação específica para cada respectivo movimento. A Figura 5 ilustra como foi feita a conexão e a fixação dos servos motores na prótese.



Figura 5. Conexão e fixação dos servos na prótese InMoov.

3 Resultados

A Figura 6 ilustra o circuito amplificador de biopotencial desenvolvido neste trabalho, onde pode-se observar duas placas de amplificação do sinal, sendo uma para cada canal e a Analog Discovery 2

logo abaixo em uma estrutura criada na impressora 3D, para servir de base para o circuito.



Figura 6. Circuito amplificador de biopotencial.

Durante o treinamento supervisionado foram realizados experimentos de coleta de dados para avaliar o desempenho e comprovar que para diferentes conjuntos de dados, representando um mesmo gesto, em diferentes níveis de contração o classificador utilizado poderia ser eficiente.

A Figura 7 representa diferentes níveis de contração para a contração do dedo indicador obtidos pelos dois canais EMG e o processamento de uma variável estatística (WL) para exemplificar o comportamento das variáveis durante o movimento. Pode-se observar que mesmo aplicando diferentes níveis de contração para o mesmo movimento, o classificador utilizado conseguiu obter uma eficiência de 100%.

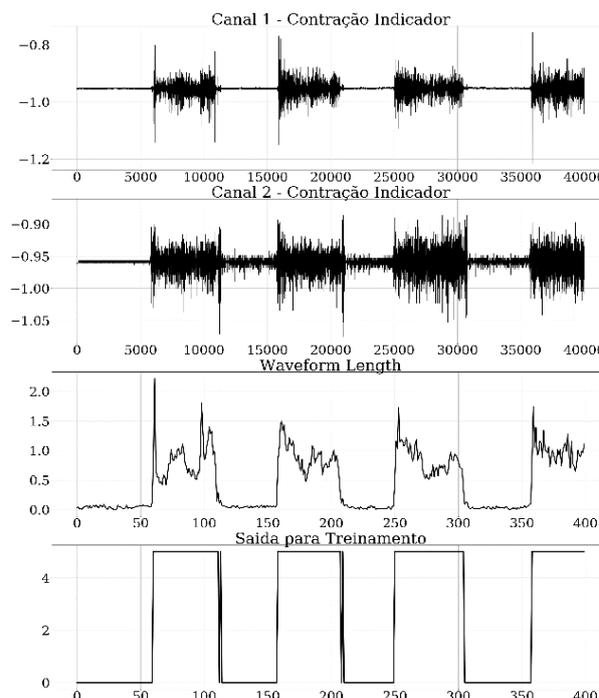


Figura 7. Resultados obtidos com o movimento CI durante a fase de treinamento da RNA.

Após feito o treinamento para os gestos em diferentes níveis de contrações é realizado agora o mesmo teste em tempo real. A Figura 8 representa os resultados obtidos durante a reprodução de quatro gestos iguais (contração do indicador), em tempo real e aplicando diferentes níveis de contração. Observou-se que, diferentemente do treinamento, a rede utilizada gerou erros sempre no final de cada movimento, isso ocorre, pois, a RNA – MLP, em pequenos intervalos de tempo, classifica o movimento de retorno para o estado de repouso como o movimento de contração da Pinça (CP – movimento 7). Porém mesmo com esse resultado a rede obteve uma eficiência próxima ao obtido durante o treinamento.

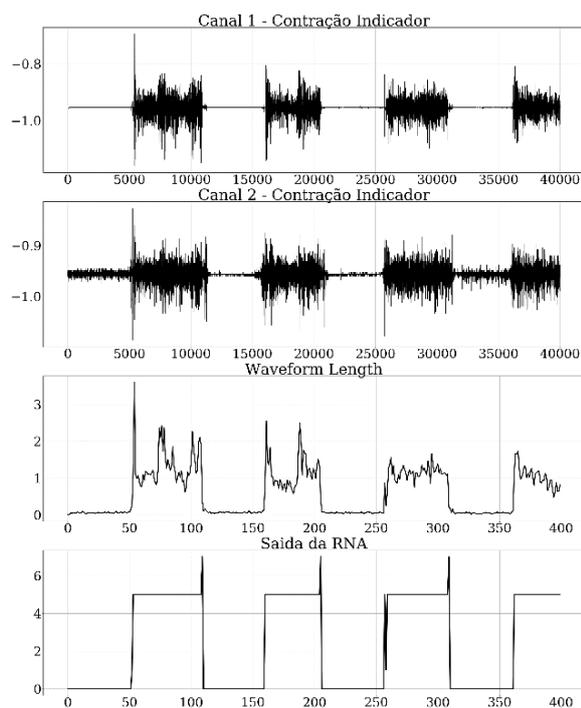


Figura 8. Resultados obtidos para o movimento CI durante a fase de validação da RNA.

Com o processo de treinamento e validação da rede finalizado, inicia-se a fase de testes em tempo real. A Figura 9 apresenta uma aquisição realizada em tempo real durante 30 segundos, onde foram realizados os quatro movimentos com durações aleatórias, de modo que a saída da rede está representando o 0 como o movimento de Mão Aberta, 1 Mão Fechada, 5 Contração do Indicador e 7 Contração Pinça.

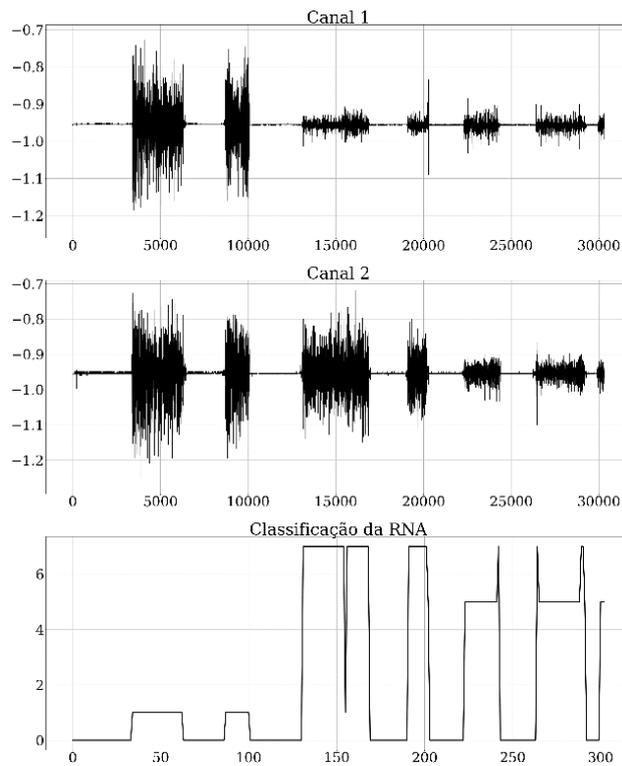


Figura 9. Resultados obtidos em tempo real.

A Figura 10 apresenta a reprodução dos quatro movimentos na prótese

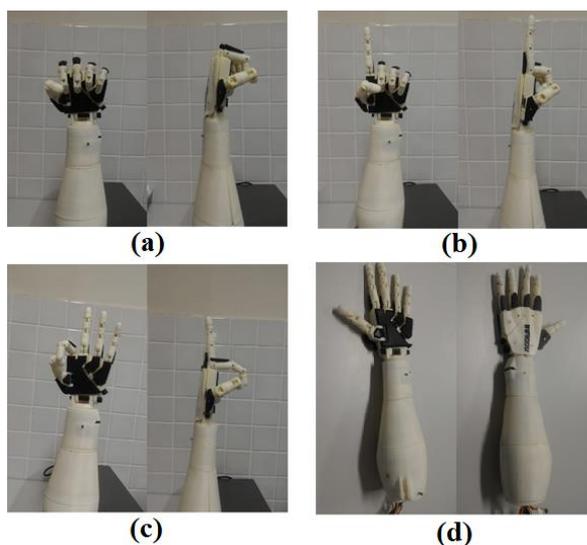


Figura 10. Movimentos reproduzidos pela prótese: a) Contração Mão, b) Contração Indicador, c) Contração Pinça e d) Mão Aberta.

Diante disso, a Tabela 1 denota a eficiência média de cada movimento, em tempo real, considerando as sete variáveis estatísticas como entrada da MLP. Pode-se observar nessa tabela que a eficiência dessa rede para cada classificação dos movimentos estudados, foi de 100 % para MA, no movimento CM de 94,75%, no movimento CP 99,1% e na CI de 99,4%. A eficiência total da rede utilizada foi em média de 98,3%.

Movimento	Eficiência do Classificador
MA	100%
CM	94,75%
CI	99,4%
CP	99,1%
Média	98,3%

Tabela 1. Eficiência da rede MLP

Após o classificador está totalmente validado, inicia-se a fase de teste com a prótese mecânica. A saída da RNA – MLP foi conectada a um microcontrolador Arduino para que fosse possível comandar os servos atuadores a partir do sinal de saída. Tornou-se necessário realizar a calibração de cada servo motor, de modo que para movimento os servos atuassem de maneira independente replicando assim cada movimento específico, logo um algoritmo foi desenvolvido para armazenar a angulação de cada um dos cinco servos para que fosse possível reproduzir cada movimento. A Tabela 2 ilustra as angulações escolhidas para servo, com a finalidade de reproduzir os 4 movimentos distintos.

	MA	CM	CI	CP
Servo Polegar	0°	120°	120°	120°
Servo Indicador	20°	130°	20°	130°
Servo Médio	20°	170°	170°	20°
Servo Anelar	20°	150°	150°	20°
Servo Mínimo	5°	140°	140°	5°

Tabela 2. Angulação de cada servo motor para cada movimento.

4 Conclusão

O circuito desenvolvido nesse trabalho se mostrou bastante promissor para a aquisição de sinais EMG. Nossos resultados mostram que a qualidade do movimento e os dados de detecção muscular possuem uma ligação intrínseca para a classificação do sinal EMG. Pôde-se observar que as características estatísticas utilizadas para o processamento se mostraram bastante eficientes no quesito de extrair características inerentes de cada movimento realizado, de tal modo que mesmo com diferentes níveis de contração para o mesmo movimento foi possível realizar a classificação com uma eficiência média de 98,3%.

Logo os resultados experimentais dos ensaios e testes descritos neste artigo demonstram que esta metodologia criada tem um grande potencial para se tornar um meio utilizável e viável para que pessoas amputadas ou congênitas consigam obter facilidade de acesso e de uso para esse tipo de tecnologia, ou seja,

tornando-o acessível para indivíduos de baixa renda e permitido-lhes controlar sua prótese de forma mais intuitiva e natural. O custo em torno deste trabalho pode ser observado na Tabela 3.

Material	Unidade	Valor (R\$)
Impressão 3D da Prótese	1	150,00
Servos atuadores	5	135,00
Circuitos de Aquisição	2	90,00
Arduino Uno	1	37,00
Analog Discovery 2	1	908,20
Cabos e Eletrodos	-	115,00
Baterias 9V	2	29,90
Baterias 7V – 1300mAh	1	70,00
Total	-	1.535,10

Tabela 3. Custos dos materiais utilizados neste trabalho.

Referências Bibliográficas

- Faviero, G. W. (2009). Controle de uma prótese experimental do segmento mão-braço por sinais mioelétricos e redes neurais artificiais. 111 f. Monografia em Engenharia de Computação – Universidade Federal do Rio Grande do Sul – Porto Alegre.
- Nayak, S. et al., "Development of a simultaneous acquisition system for ECG, PCG and body temperature signals," in 2015 Annual IEEE India Conference (INDICON), 2015, pp. 1-6.
- Pradhan, A.; Nayak, S. K.; Ray, S. S.; Champaty, B.; Anis, A.; Tibarewala, D. N. Acquisition and Classification of EMG using a Dual-Channel EMG biopotential amplifier for controlling assistive devices. India Conference (INDICON), 2016 IEEE Annual, 2016.
- Silva, I. N. da, Spatti, D. H., & Flauzino, R. A. (2010). Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas. São Paulo: Artliber Editora.
- Soares, I. M. e Noletto, L. M. B. (2016). Eletromiografia aplicada ao controle de uma prótese virtual. 71 f. Monografia em Engenharia de Computação – Universidade Federal de Goiás – Goiânia.